

红土抗剪强度指标及其 BP 网络模型研究

龚羊庆, 黄英, 金克盛

(昆明理工大学 电力工程学院, 云南 昆明 650051)

摘要: 在分析土体的物理性质指标对其抗剪强度指标的影响的基础上,以人工神经网络为基本工具,利用其强大的非线性映射能力,来预测土体抗剪强度指标,为求解其力学参数提供了一条新途径.结果表明,BP网络模型能够充分体现土体物理性质之间的非线性关系,所求出的土体抗剪强度指标的预测值与试验值接近,其精度高于线性回归.

关键词: 人工神经网络;非线性;抗剪强度;抗剪强度指标;红土

中图分类号: TU432 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2004)06-0005-04

Study on Shear Strength Index of Red Soil and Its BP - Network Model

GONG Yang-qing, HUANG Ying, JIN Ke-sheng

(Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650051, China)

Abstract: Based on the analysis of the relationship between soil physical indexes and shear strength indexes, the artificial neural network with mighty function of non-linear map is used to predict shear strength indexes of soil, which provides a new way to predict the mechanics parameters. It proves to be a good way to use BP-network to map the non-linear relationship among physical indexes. The results of BP-Network Model are close to the ones of the experiment and are more precise than those of the linear regression.

Key words: artificial Neural Network; non-linearity; shear strength; index of shear strength; red soil

0 引言

在土力学理论和各种土木建设实践中,对于土体的稳定性分析而言,其抗剪强度指标(内摩擦角和粘聚力)是最重要的力学参数,能否准确地测定土体的抗剪强度指标,往往是设计质量好坏和工程成败的关键.但由于影响土体抗剪强度的因素很多,因而使得其研究极为复杂.目前,土体抗剪强度指标多数是通过室内剪切试验来获得,而在试验过程中,该指标又受试验条件的影响.因此,要准确地确定土体抗剪强度指标不是一件容易的事.

人工神经网络(ANN:Artificial Neural Network)技术能够在一定数量的已知样本的基础上,对高度的非线性问题进行预测,而不必深究其内在联系.近年来,许多学者将ANN引入岩土工程领域来解决一些非线性问题,并取得了丰硕的成果^[1].本文借助ANN技术,初步探讨用BP(Back Propagation)网络来预测土体抗剪强度指标,为在工程中应用最新科技成果,确定土的力学参数提供一条新途径.

1 影响土体抗剪强度的物理性质因素

粘性土的抗剪强度受众多因素的影响,其中与土体本身性质和状态有关的因素有:土的矿物成分、土体结构、孔隙比、干密度、含水量、初始应力和应变以及应力历史等;与周围环境有关的因素有:排水条件、温度以及孔隙水的性质等;与外荷有关的因素有:加荷速率和应力路径等.此外,在室内试验中还与试验扰动、加荷方法、试验类型、试验仪器和试验资料的整理方法等有关.但是,土的真实抗剪强度究其源是由土

收稿日期:2003-12-12. 基金项目:国家自然科学基金(项目编号:59968002);昆明理工大学创新基金项目(项目编号:BJ K02).

第一作者简介:龚羊庆(1976~),男,在读硕士.主要研究方向:岩土力学. E-mail:gyqingkm@tom.com.

的特性决定的,而土的特性通常由土的物理性质来体现.因此,可从土的物理性质的角度来考虑对土体抗剪强度的影响.

1) 孔隙水对土体抗剪强度的影响:由太沙基(Terzaghi)在 1925 年提出饱和土的有效应力原理可知,孔隙水是饱和粘土抗剪强度的重要影响因素.在非饱和的粘性土中,孔隙水对抗剪强度的影响更为复杂,这种土的粘聚力及其变化规律与它内在的吸力或膨胀力有关,很难测定.卢肇钧院士在文献[2]中指出,现有的常规试验方法(不能测吸力)所求得的粘聚力实际包含有真粘聚力和各种不同的表观粘聚力(吸附强度),其中真粘聚力的数值很小,而吸附强度的数值虽大却很不稳定,当土体的含水量发生变化时,吸力和吸附强度均随之变化.

2) 孔隙比对土体抗剪强度的影响:理论上,土体的孔隙越多,抵抗外荷载的能力就越弱,其强度就越小.表 1 的相关分析结果表明,土的抗剪强度的确与孔隙比之间存在一定的相关性.对同一土体而言,孔隙越少,土颗粒所占体积就越多,颗粒结合越紧密,颗粒之间的连接力越强,因而粘聚力越大.而内摩擦角是外力使土颗粒发生相互错动的能力的体现,孔隙越少,颗粒发生相互错动的能力并不一定强,因而孔隙比与内摩擦力的相关性并不显著.

3) 干密度对土体抗剪强度的影响:土体具有可击实性.当土体的含水量为最优含水量时,在击实功的作用下,土体可达到最紧密状态,并达到相应的最大干密度.此时,土体颗粒间的结合程度最佳,土体结构最为稳定,抗剪强度最高.

4) 其它物理性质对土体抗剪强度的影响:已有许多研究资料^[2]表明,土的内摩擦角主要取决于土的矿物成分,其次也受土的密实度、含水量、形成历史和结构等因素的影响.由于土的液塑性指数与其矿物成分有粗略的相互关系,所以卢肇钧院士还认为土的内摩擦角也应与其液塑性指数有着粗略的相互关系,他在研究中发现^[2]:粘性土的内摩擦角由两部分组成,即: $\phi = \phi_0 + \phi_1$ (其中: ϕ_0 为在液限制样并正常压实条件下进行剪切时土的残余内摩擦角,它只取决于土的矿物成分,可称 ϕ_0 为土的基本内摩擦角; ϕ_1 为实际内摩擦角与 ϕ_0 的差值,取决于土的含水量、密度、形成历史等许多因素).

从以上叙述可知,土体的抗剪强度与土的物理性质指标,如矿物成分、孔隙水、孔隙比、干密度和液塑性指数有着紧密的联系.同时应该指出的是,土的这些物理性质指标之间本身也存在着一定的相关性,而且它们之间的相关性不是一种线性的相关,而是一种非线性的、隐性的相关.表 1 中给出了红土的一些抗剪强度指标与物理性质指标之间的相关关系.

表 1 红土的抗剪强度指标与物理性质指标的相关关系

Tab. 1 Correlation between shear strength index and physical property index of red soil

物理指标	回归方程		相关系数 R^2		组数 N		均方差 S_D	
	内摩擦角 $\phi / (^\circ)$	粘聚力 c / kPa	c	c	c	c	c	c
比重 G	$= -277.15 + 109.41G$	$c = -550.8 + 220.3G$	0.309 6	0.493 1	26	60	10.95	32.98
孔隙比 e	$= 14.29 + 7.83e$	$c = -4.86 + 65.73e$	0.236 6	0.551 6	60	56	11.27	35.28
含水量 $w / \%$	$= 15.4 + 0.17w$	$c = 18.81 + 1.34w$	0.221 7	0.465 5	74	76	10.27	31.58
干密度 $d / \text{g cm}^{-3}$	$= -8.52 + 19.11d$	$c = -2.97 + 43.51d$	0.325 6	0.194 0	63	67	9.88	34.27
液性指数 I_L	$= 21.65 + 3.05I_L$	$c = 61.89 + 11.21I_L$	0.083 6	0.093 2	65	77	10.62	37.23

从表 1 可知,红土的抗剪强度指标与物理性质指标之间的相关系数均不大,尤其是抗剪强度指标与液性指数的相关系数更小.但是,这并不能说明这些物理性质指标对其抗剪强度指标的影响不大,只是它们之间是一种非线性的、隐性的关系,并不能以线性关系来表示.因此,线性相关分析不能全面综合地反映土体的物理性质指标对抗剪强度的影响.

2 人工神经网络模型

2.1 BP 网络模型

人工神经网络是对人脑或自然界的神经网络若干基本特性的抽象和模拟,是一个智能的非线性信息

处理系统, 具有大规模的并行处理和分布式的信息存储能力和良好的自适应性、有组织性以及很强的学习、联想、容错及抗干扰能力. 因此, 它为我们解决非线性问题提供了一条有效的途径. 本文用 Runethat 等人提出的反向传播方法 BP 网络模型来分析云南红土的抗剪强度指标与物理性质指标之间的关系.

BP 网络属于多层次的人工神经网络, 上、下层之间各神经元实现权连接, 即下层的每一个神经元与上层各神经元都实现权连接, 而每层各神经元之间无连接, 网络按有教师示教的方式进行学习. 当一对学习样本提供给网络后, 神经元的激活值从输入层经隐含层向输出层传播, 在输出层的各神经元获得网络的输入响应之后, 按减小希望输出与实际输出误差的方向, 从输出层经隐含层, 逐层修正各连接权, 最后回到输入层, 故得各误差逆传播算法. 由于该算法有相应学习规则可循, 并具有对非线性模式的识别能力, 特别是其数学意义明确, 学习算法步骤分明, 因而具有广泛的应用前景. 典型的 BP 网络是三层的前馈神经网络, 它包含输入层、隐含层和输出层, 各层间实行权连接 (如图 1 所示).

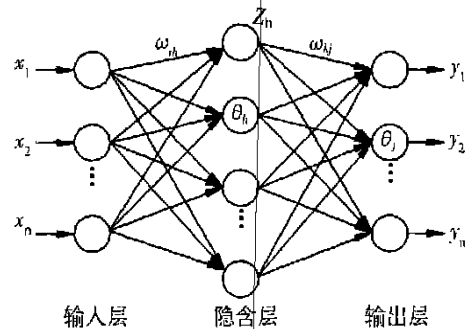


图 1 三层 BP 网络结构示意图

Fig. 1 Sketch of three-layered BP network structure

2.2 BP 网络模型的训练

在图 1 中, 输入矢量 $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$; 输出矢量 $Y_k = (y_1, y_2, \dots, y_m)$; 期望输出矢量 $T_k = (t_1, t_2, \dots, t_m)$; 中间隐层单元输出矢量 $Z_k = (z_1, z_2, \dots, z_q)$. 设 BP 网络有 p 个样本, 对第 k 个样本有

$$z_h^k = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ih} x_i - \theta_h\right) \quad (h = 1, 2, \dots, q; k = 1, 2, \dots, p) \quad (1)$$

$$y_j^k = f\left(\sum_{h=1}^q \omega_{kj} z_h^k - \theta_j\right) \quad (j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, p) \quad (2)$$

式中: ω_{ih} 为相邻两层之间的连接权; θ_h 为隐层单元和输出层单元的阈值; f 为映射函数, 在本文中取为 Sigmoid 函数, 即 $f(x) = 1/(1 + e^{-x/\theta_0})$. 训练时, 总误差函数定义为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^m (y_j^k - t_j^k)^2 \quad (3)$$

理论上已经证明, 存在一个三层网络能够以任意精度实现任意连续函数的映射^[3], 而映射的实现, 要对网络进行训练. BP 网络的训练方法很多, 本文采用梯度下降法来降低网络的训练误差. 根据式 (3), 若总误差满足要求 $E < \epsilon$ (ϵ 为给定的精度值), 则训练完成; 否则应将误差 $(y_j^k - t_j^k)$ 反向回馈至各神经元并修正连接权和阈值, 然后进行下一次的训练, 直到误差满足要求为止. 权值的修正见文献[3].

但是该算法存在着一些缺点, 即: (a) 从数学上看它归结为一个非线性梯度优化问题, 因此不可避免地存在局部极小问题; (b) 学习算法收敛很慢, 通常要上千次迭代或更多; (c) 网络结构为前向结构, 没有反馈连接, 是一个非线性映射系统; (d) 网络隐层神经元个数的选取尚无理论上的指导; (e) 对新加入的样本, 要影响到已经学习完的结果, 刻画每个输入样本的特征数目也要求必须相同. 基于此, 本文对隐层神经元数目在一定程度上作了合理的动态跟踪调整, 使网络学习收敛速度得到一定的改善.

2.3 选取样本

训练样本应具有广泛的代表性, 以保证训练好的网络模型具有普遍性, 可以预测各种情况. 通常应对所提供原始样本进行分析, 从中随机选取一定数量具有代表性的样本作为训练样本, 以提高预测精度. 本文根据一些云南红土的试验资料, 从中挑选出 14 个样本, 并分为 2 组, 其中 1~10 号为训练组, 11~14 号为预测组.

3 训练和预测成果

由于影响土体抗剪强度指标的物理性质因素主要为土的矿物成分、孔隙比、孔隙水、干密度和液塑性

等,因此本文以云南红粘土为例,采用与上述物理性质相对应的 4 个相互独立的物理指标,如比重、孔隙比、含水量和液性指数作为 BP 网络的输入矢量,以土体的抗剪强度指标内摩擦角和粘聚力作为输出矢量,来研究该类粘性土的物理性质因素对其抗剪强度指标的影响.所以,该模型有 4 个输入单元和 2 个输出单元.研究表明,网络模型的非线性程度随隐层单元数目的增加而增加,但并非单元数目越多越好,应视问题的复杂性而定^[4].目前对于确定隐层单元数目一般通过试算法确定.本文在试算过程中,以训练误差和预测误差都很小为原则,通过多次试算,最后发现当隐层有 4 个或 5 个单元时,训练误差和预测误差均较小,因此本文确定为 4 个隐层单元.

BP 网络模型训练时,以总误差 $E < \epsilon$ (取 $\epsilon = 0.02$) 作为控制条件,计算采用自编程序进行.计算流程如图 2 所示.经过 8475 次训练取得了满意的结果(见表 2 所示).从表 2 可知,不论是训练样本还是预测样本,经过 BP 网络的训练和预测,得到输出层的抗剪强度指标与试验值接近,并具有较高的精度.从此可以证明利用 BP 神经网络模型求解土的力学参数的方法是可行的.

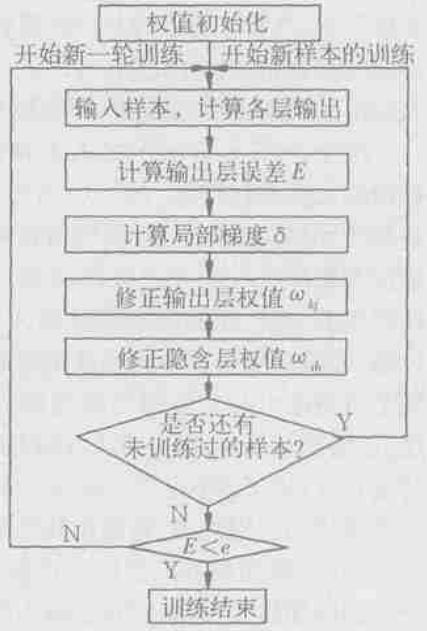


图 2 BP 网络流程图

Fig.2 Flow chart of BP network

表 2 样本训练与预测成果表

Tab.2 Results of specimen training and prediction

分 组	样 本	输入样本物理性质指标				粘聚力 $c/100 \text{ kPa}$			内摩擦角 $\varphi/100^\circ$			均方差 S
		比重	含水量/ %	孔隙比	液性指数	输出值	试验值	误差	输出值	试验值	误差	
训 练 组	1	2.74	26.4	0.80	0.16	0.86	0.92	- 0.06	0.252	0.265	- 0.013	粘聚力均方差: 0.162 1 内摩擦角均方差: 0.047 5
	2	2.78	28.2	0.81	- 0.04	0.76	0.71	0.05	0.256	0.277	- 0.021	
	3	2.75	25.0	0.74	- 0.08	0.82	0.86	- 0.04	0.268	0.29	- 0.022	
	4	2.76	25.8	0.76	- 0.02	0.68	0.61	0.07	0.234	0.226	0.008	
	5	2.69	21.4	0.73	0.12	0.42	0.39	0.03	0.147	0.132	0.015	
	6	2.75	22.5	0.73	- 0.18	0.68	0.72	- 0.04	0.318	0.344	- 0.026	
	7	2.79	17.7	0.68	- 0.64	0.66	0.62	0.04	0.302	0.32	- 0.018	
	8	2.72	25.2	0.72	0.52	0.66	0.69	- 0.03	0.216	0.197	0.019	
	9	2.77	34.9	1.08	0.20	0.30	0.24	0.06	0.198	0.177	0.021	
	10	2.76	22.2	0.71	0.14	0.65	0.68	- 0.03	0.266	0.26	0.006	
预 测 组	11	2.75	25.0	0.74	- 0.03	0.81	0.86	- 0.05	0.264	0.289	- 0.025	粘聚力均方差: 0.183 4
	12	2.72	19.0	0.62	0.11	0.73	0.71	0.02	0.253	0.28	- 0.027	内摩擦角均方差: 0.075 6
	13	2.77	23.4	0.75	- 0.05	0.59	0.53	0.06	0.276	0.263	0.013	
	14	2.74	26.6	0.80	- 0.075	0.64	0.72	- 0.08	0.263	0.258	0.005	

4 结论

- 1) 土体的抗剪强度指标与土的物理性质指标,如矿物成分、孔隙水、孔隙比、干密度和液塑性指数有着紧密的联系.同时这些物理性质指标之间本身也存在着一种非线性的、隐性的相关性;
- 2) 人工神经网络具有良好的非线性映射能力,比其他方法,如线性相关法、经验公式法等具有较大的优越性.它通过优化策略的自学习和自动识别因变量和自变量之间复杂的非线性关系,全面综合地考虑土体各物理性质之间的相互影响,对解决土体的非线性问题具有良好的应用前景;
- 3) 用 BP 网络模型可以综合考虑土体的物理性质指标对抗剪强度的影响,得出的抗剪强度指标值与试验值接近,并具有较高的精度;

(下转第 14 页)

InterDev,基于B/S结构建设一套分布式Web应用系统.

系统后台(服务端):

开发工具:Visual InterDev 6.0、PL/SQL Dev

开发方式:COM

WebGIS软件平台:MapXtreme

空间数据库平台:SQL Server 2000

系统前台(客户端):

开发工具:Visual InterDev 6.0

开发方式:JavaScript

客户端软件:IE/Netscape

5 结束语

系统的建立是一项大型且复杂的工程,因此,必须依赖各有关方面的协调配合与支持.归纳起来,在系统的实施中应注意以下几方面的问题:

- 1) 领导的支持.由于信息系统的内容涉及多个部门,为了保证信息的获取,突破部门间相互牵制与封闭,必须获得高层领导的支持,这样才能做好部门间的协调工作;
- 2) 资金的保障和有效利用.地理信息系统是一项高技术的领域,投资大,不能立竿见影,其效益往往是潜在的和抽象的,属于公益事业,因此在初期要求有足够的资金保证,以加快工作的进度并保证其顺利完成;同时,从事GIS建设的工作人员也应该高效利用资金,使系统早日发挥效益;
- 3) 注意GIS系统管理中的非技术因素,即人员管理及与各单位关系的协调;
- 4) 重视系统的标准化工作.各单位应用系统的开发必须遵循系统建立的规范、原则、编码,以利于实现系统信息共享和提高服务水平.

参考文献:

- [1] 全国农业区划委员会.土地利用现状调查技术规程[M].北京:中国地图出版社,1992.
- [2] 龚健雅.地理信息系统基础[M].北京:科学出版社,2001.
- [3] 朱德海,严泰来.土地管理信息系统[M].北京:中国农业大学出版社,2000.

(上接第8页)

4) 如何选择训练样本对降低训练成本和提高网络预测精度有较大的影响.训练样本除了要有足够的数量外,还应涵盖各种可能出现的样本类型,才能满足各种样本组合和预测精度要求;

5) 选择适当的网络模型和网络参数对提高网络精度也很重要.而网络模型和参数的确定要经过艰苦的探索后才能找到.为了提高工作效率,还应进一步地探索.

参考文献:

- [1] 常斌,李宁.BP网络非线性系数取值研究及其在岩土工程中的应用[J].西安理工大学学报,2003,19(1):30~94.
- [2] 卢肇钧.粘性土抗剪强度研究的现状与展望[J].土木工程学报,1999,32(4):3~9.
- [3] 张乃尧,阎平凡.神经网络与模糊控制[M].北京:清华大学出版社,1998.12~18.
- [4] 何发祥,黄英.用BP网络求解土体的导热系数[J].岩土力学,2000,21(1):84~87.